

子宫肌电监测用于早产预测的研究进展

张稼萌¹, 姜 锋^{2*}

¹西安医学院研工部, 陕西 西安

²空军军医大学第二附属医院妇产科, 陕西 西安

收稿日期: 2026年3月17日; 录用日期: 2026年4月11日; 发布日期: 2026年4月23日

摘 要

宫缩监测是临床产程管理的一项重要指标, 传统的宫缩监测方法在临床使用过程中有较大的局限性及主观性。随着科学技术不断发展, 子宫肌电监测技术的突破, 为其在妊娠各阶段提供了广阔的应用前景, 尤其在早产预测方面。

关键词

子宫肌电信号, 先兆早产, 宫缩监测

Research Progress on Uterine Electromyography Monitoring for Preterm Birth Prediction

Jiameng Zhang¹, Feng Jiang^{2*}

¹Graduate Student Work Department, Xi'an Medical University, Xi'an Shaanxi

²Department of Obstetrics and Gynecology, Tangdu Hospital, Air Force Medical University, Xi'an Shaanxi

Received: March 17, 2026; accepted: April 11, 2026; published: April 23, 2026

Abstract

Uterine contraction monitoring serves as a critical indicator in clinical labor management. Nevertheless, conventional uterine contraction monitoring methods suffer from considerable limitations and subjectivity in clinical practice. With the continuous advancement of science and technology, breakthroughs in uterine electromyography monitoring technology have broadened its application prospects throughout all stages of pregnancy, particularly in the field of preterm birth prediction.

*通讯作者。

Keywords

Uterine EMG Signal, Preterm Birth, Uterine Contraction Monitoring

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

子宫收缩力是分娩时最重要的产力, 贯穿了整个分娩的过程, 极大程度地影响到分娩结局和新生儿预后情况。妊娠期早期过频的宫缩可以导致流产或早产, 妊娠晚期不规律的宫缩会影响医生临床决策, 加重患者的焦虑。分娩时过强或乏力的宫缩则可能导致子宫破裂、胎儿窘迫、羊水栓塞, 产后出血等风险。子宫收缩可通过触诊进行评估, 然而其准确性在很大程度上取决于医生的经验和主观判断[1]。现今临床常用胎监带将分娩压力感受器(TOCO)固定在孕妇腹部测量压力变化。尽管其使用简便, 无创, 但易受体位改变和高体重指数影响。另一种可行的方法是压力导管(IUPC)侵入性测量子宫内压力。在破膜后经阴道测量, 这种方法有宫内感染, 子宫穿孔或胎盘早剥等风险[2]。

由于传统方法的局限性, 再加上科学技术不断进步, 研究者们将注意力转移到了用电信号监测子宫肌肉活动。其中子宫肌电图(electrohysterography, EHG)为宫缩监测提供了一种新视角。EHG 是一种通过描述子宫的电活动来反映子宫收缩的一项技术, 其作为一种无创的体外宫缩压力监测技术, 可以直接收集来自子宫收缩时所形成的肌电信号, 并根据信号的大小计算出电幅度, 电幅度的大小可以进一步提示宫缩强弱的程度。相较于传统的宫内监测技术, 由于 EHG 的非侵入性以及对宫缩的高灵敏度, 其越来越广泛的被用于孕期的整体监测中。本文就子宫肌电活动监测的研究进展及临床应用总结如下, 主要聚焦于早产的预测。

2. 子宫收缩的研究发展

临产后, 子宫收缩作为最重要的产力推动了整个分娩过程的进展, 许多人致力于运用不同的方法监测子宫收缩的相关情况。1950 年, Alvarez 和 Caldeyro-Barcia [3]通过放置经腹子宫内压力计, 全程监测孕期内子宫压力, 观测到两种类型的子宫收缩。一种命名为“Alvarez 波”, 其是一种低强度、高频率的波形, 这种有节奏的低强度收缩被认为是局部子宫活动不同步形成的, 通常不会被察觉。另一种命名为“Braxton-Hicks 收缩”, 其是一种高强度、低频率的收缩, 这种收缩通常可以经腹部触摸到。并且随着孕周增长, 高强度的收缩逐渐取代高频率和低强度的收缩。Alvarez 和 Caldeyro-Barcia 将这种现象命名为“临产前子宫活动的同步准备”。此外当宫缩压力大于 30 mmHg 时患者才会感受到疼痛。压力为 20~30 mmHg 时, 可通过腹部触摸到子宫收缩。压力小于 20 mmHg 时, 通常察觉不到。

1954 年, Reynolds 和他的同事发现在妊娠早期, 子宫中、下段的压力超过子宫底部, 而随着孕周的进展, 到妊娠晚期时, 子宫底部的压力强度最大, 且形成了指向子宫下段的压力梯度[4] [5]。1994 年, Moore 及同事对 109 名足月孕妇进行了动态宫缩监测, 发现子宫频率随着孕周增大而逐步增加, 其结果与 Reynolds 记录的非常相似[6]。之后, Nageotte 通过对多名孕妇的回顾性分析时发现: 无论是否足月分娩, 在分娩开始前 48 至 72 小时内, 子宫活动都会逐渐加强[7]。1982 年, Schwenzer 发现足月妊娠的子宫活动有昼夜变化的特征, 第一个高峰出现在 23 点至 3 点之间, 第二个高峰出现在 11 点至 13 点之间, 而在早产患者中似乎没有这种昼夜规律。

3. 子宫收缩的原理

子宫收缩的原因主要是子宫平滑肌的收缩。与心肌及骨骼肌类似, 子宫平滑肌收缩是通过细胞产生电活动引发的, 因此子宫肌层的电活动就是子宫平滑肌收缩的基础[8]。子宫肌层的激活是早产、足月分娩时产生宫缩, 并最终分娩所必需的。这种变化会导致肌肉细胞的兴奋性和偶联性的增加, 加强子宫对催产素的敏感性, 并且随着子宫颈的不断扩张, 最终走向分娩的结局[9]。

子宫平滑肌与其余肌肉组织类似, 其收缩受膜电位水平的改变所控制。静息状态下, 有四个离子参与维持膜电位的稳定。分别为钠离子、钾离子、氯离子和钙离子[10]-[12]。随着离子内外浓度的改变, 细胞膜电位会发生去极化或超极化。在怀孕期间, 子宫肌层细胞的静息电位在-40至-80 mV之间发生变化[13]。当静息电位达到一定的阈值时, 将会产生动作电位。通常情况下子宫平滑肌细胞的动作电位依赖于钙离子的内流, 因而钙通道阻滞剂可以作为有效的宫缩抑制剂[14]。动作电位在肌肉之间的传播是一种间歇性的脉冲状电位, 收缩可能从单一的脉冲开始, 通过若干的协同脉冲波, 达到真正分娩时所需的子宫收缩[15]。因此可以看出, 整个孕期的子宫收缩以动作电位的突然爆发为特点, 随后是一段时间的静止, 循环交替[16]。

4. 子宫肌电监测的研究发展

子宫肌电活动通常被认为是引起子宫收缩的主要原因, 为了完善妊娠和分娩过程中的临床管理, 人们致力于分析子宫肌电的相关电信号, 称为子宫肌电监测。1912年, Veit 就发现并提出了从体表记录子宫电活动。1931年, Bode 首次使用两个连接到电流计的电针在腹部表面记录这种电活动[17]。后来, 1950年 Steer 和 Hertsch [18]使用六个放置在孕妇腹部的电极通道记录了这种信号, 并将之称为子宫肌电图或EHG。90年代法国 Compiègne 大学曾发表过一篇关于子宫电信号的综述, 指出子宫肌电信号可反映肌肉纤维兴奋的原始过程, 可作为一种监测妊娠和分娩的有效方法[19]。EHG 的信号含有间歇性的峰值爆发波, 单独的峰值可以诱发宫缩, 多个高频率且协调的峰值则可以诱发持续而有力的宫缩[20], 有研究表明宫缩与 EHG 信号波中的爆发波相对应, 同时 EHG 信号参数(如均方根)与 TOCO 所测得的宫缩结果有很强的关联性[21], 这使得 EHG 可以代替 TOCO 成为临床中监测宫缩的更有效手段[22] [23]。后来的一些研究证明了经皮测量的电信号与通过粘膜, 浆膜测量的电信号有很强的相关性, 利用电极片与孕妇的体表接触, 可以实现非侵入性的肌电信号与强度监测, 从而了解子宫的收缩情况[24]。尽管其很有潜力, 但 EHG 技术仍面临着一些阻碍, 目前该技术缺乏一套公认的测量标准, 对于电极放置, 信号记录技术或是 EHG 信号的频率范围, 在不同文献的报道中截然不同, 此外随着孕周的增长, EHG 信号的特征也在不断变化。为了应对这些挑战, 出现了一批先进的信号处理方法以及数据分析方法。

5. 子宫肌电监测的临床应用

5.1. 早产的预测

有报道[25]指出, 早产在全球范围内的发生概率约为 9.6%, 我国约为 5%~15%。持续而有力的宫缩是将胎儿娩出体外的直接动力, 出现此类“真性”宫缩便意味着分娩启动。一项公开数据库的早产风险预测模型研究中显示, 目前临床中所使用的宫缩测量方法难以区分“真性”宫缩与“假性”宫缩[26]。因此, 如何准确识别“真性”宫缩是早产风险及分娩时机预测的关键指标。在临床实践中, 产科专家将“真性”宫缩的特点总结为对称性、节律性、缩复性和极性。四大特性反映了子宫收缩逐步趋向于规律与同步。EHG 的测算包含了宫缩的时间与空间等信息, 是量化宫缩规律与同步的基础, 如样本熵和 Lyapunov 指数等, 被认为是更可靠的分娩临近指标[27]。样本熵是衡量时间序列复杂度、不规则性与随机性的核心

非线性指标, 其数值大小与序列的无序程度呈正相关: 熵值越高, 代表时间序列随机性越强、复杂度越高、规律性越差; 熵值越低, 代表序列规律性越强、复杂度越低、系统协同性越好。Lou [28]等人发现样本熵随着孕周增大而降低, 分娩时达到最低点。同时早产孕妇的样本熵递减速度明显快于足月孕妇。Lyapunov 指数是衡量非线性动力学系统稳定性、初始值敏感性与收敛性的关键指标, 用于判断系统随时间演变的动态趋势, 核心通过指数正负、数值大小反映系统状态: 正 Lyapunov 指数代表系统对初始值敏感、信号发散、稳定性差、处于混沌无序状态; 负 Lyapunov 指数代表系统收敛、稳定性强、节律固定、具备规律性; 指数越接近 0, 系统混沌程度越弱, 规律性越强。二者联合可全方位解读宫缩模式转变过程: 不协调收缩期: 样本熵数值偏高, Lyapunov 指数为正且数值较大, 双重表征宫缩信号复杂度高、系统混沌无序、收缩同步性极差; 转变过渡期: 样本熵持续下降, Lyapunov 指数逐步减小并向 0 趋近, 表征宫缩逐步规整、混沌状态减弱、肌层收缩协同性不断提升; 规律同步收缩期: 样本熵维持低值, Lyapunov 指数稳定为负, 表征宫缩系统复杂度低、稳定性强、节律规整, 实现高效同步收缩。综上, 通过监测样本熵与 Lyapunov 指数的动态变化, 可定量识别子宫收缩的动力学状态转变, 弥补传统肉眼观测宫缩节律的主观性缺陷, 为临床评估宫缩状态、判断分娩进程提供精准的非线性动力学依据。此外, 既往国内外不论是采用血清学指标还是联合超声指标对早产的研究均缺乏高灵敏度、特异度的早期预警模型[29]。随着 EHG 的发展, 各种预测模型也被应用于早产预测中。

人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)是一种模拟人脑处理信息方式的计算模型, 是若干类似神经元的处理单元相互链接而构成的庞大信息处理系统, 通常情况下能基于外界信息改变内在结构, 是一种具备学习功能的自适应系统[30]。Diab [31]等人使用此方法将早产的 EHG 数据进行了二进制分类, 研究共纳入 20 例真实数据以及 30 例模拟数据, 其预测早产的准确率为 96.70%。Nacem [32]等人的一项研究通过使用 ANN 对宫缩的时间、频率和样本熵等特征进行分析, 得出其预测早产的准确率达到 92.30%。

多层感知器(Multilayer Perceptron, MLP)是一种前馈神经网络模型, 是将输入的多个数据集映射到单一的输出数据集上的一种系统。通常应用于高分辨率病理图像分析, 癌症检测以及子宫收缩的监测。Gerstner [33]等人的一项研究中使用 MLP 模型对美国国立卫生研究院的 EHG 公开数据库(TPEHG)进行分析, 研究共纳入 72 组数据, 其中包括了 EHG 的时间、频率等, 以及相对应的临床特征(例如, 孕妇年龄、孕产次、既往流产史等)。研究结果表明在与临床特征相结合后, 预测早产的准确率达到 87.9%。表明纳入临床数据能明显提高早产预测的准确性。因此, 在未来的研究中应当进一步纳入产科标志物如宫颈管长度, 胎儿纤连蛋白及白介素-6 等, 进一步提高预测的准确性。

脉冲神经网络(Spiking Neural Network, SNN)是第三代人工神经网络模型, 通过模拟神经元的膜电位动态变化和突触脉冲传递机制实现信息处理, 是一种不使用连续值处理数据的系统, 可以高效实时处理信息。Veena [34]等人的一项研究中使用此方法预测早产, 对 EHG 的时间、频率等相关参数进行分析, 并结合海鸥优化算法(Seagull Optimization Algorithm, SOA)对参数进行优化, 得出其预测准确率达到了 98.35%, 相较于传统的分析方法准确率提高了 3%~19%。

卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)是一种前馈神经网络, 通过模仿生物视觉系统的工作方式, 能够高效处理格点状数据, 适用于子宫收缩监测和足月/早产 EHG 记录分类的通用方法, 此方法需要大量数据才能进行有效分析。Deng [35]等人用此方法对 TPEHG 数据库进行分析, 通过补充纳入相同数量足月分娩患者信息以平衡数据库, 结果得出其预测准确率为 97%。此算法的优点是简化了对数据参数的筛选。

时间卷积网络(Temporal Convolutional Network, TCN)是一种专门用于处理时序数据的 CNN 变体, 通过相关机制实现对过去时序信息的采集, 而不依赖未来数据。Fischer [36]等人用此方法对 TPEHG 数据库进行分析, 同时未纳入补充样本平衡数据库, 结果得出其 ROC 曲线下面积(AUC)为 0.587, 高于传统分

析方法(AUC = 0.423)。

径向基函数网络(Radial basis function network, RBFN)是一种使用径向基函数作为激活函数的人工神经网络,是一种特殊类型的前馈网络,仅包含三种结构(输入层,隐藏层,输出层),其优点是具有普适性和较高的学习速度。Fergus [37]等人的一项研究表明在监测早产的神经网络模型中,RBFN是最合适的,作者通过EHG参数与9种额外的临床特征相结合,得出其预测早产的AUC为0.940。但由于研究样本数据量偏少,纳入了模拟数据进行扩充,因此后续还需要更多的实验来进行验证。

递归神经网络(Recursive neural network, RNN)是具有树状阶层结构的网络节点按其连接顺序对输入信息进行递归的人工神经网络,是一种循环神经网络。Goldsztejn [38]等人采用短时傅里叶变换(STFT)对EHG参数进行处理,将其转化为时间频率来表示,用作网络的输入,使RNN模型自动学习EHG相关频率,并用该模型在TPEHG数据库进行测试,得出其预测早产的AUC为0.740,将相关临床数据纳入后,AUC提升至0.780。因此建议在采用此模型分析时,纳入宫颈管长度或纤连蛋白等其他特征以提高预测精度。

自适应增强(Adaptive Boosting, AdaBoost)是一种常用的集成学习算法,通过将多个较弱的分类器(例如决策树)组合成一个强分类器,主要用于解决二分类问题。Far [39]等人使用此模型对TPEHG数据库的数据进行分类,根据胎龄(26周之前和之后)将记录分为两组。结果显示其预测准确率(ACC)分别为95%(26周前)和93%(26周后)。

随机森林算法是一种通过组合多种决策树进行预测的集成算法,每个决策树都在不同的随机样本数据和随机特征选择上进行训练,提高了准确性和稳定性,同时降低过拟合的风险。Chowdhury [40]等人在TPEHG数据库上对此模型进行测试,使用SMOTE技术对样本进行平衡。结果显示其预测准确率为89%。You [41]等人将随机森林与多元经验模式算法(MEMD)相结合,结果显示预测准确率为93.18%。

二次判别分析(Quadratic Discriminant Analysis, QDA)是一种基于贝叶斯定理的分类方法,此方法在对足月与早产患者进行分类的有效性已被证实。Saleem [42]等人对比了子宫收缩期和收缩间期的EHG与TOCO信号,研究结果表明EHG与TOCO相结合预测准确率为91%,高于单一EHG预测(84%)。但因其测量时间过长,应适当缩短以增加临床适用性。Jager [43]等人进一步将QDA与序列前向选择(SFS)算法相结合,发现采用宫缩间期与宫缩期数据相比,预测准确性相当或没有明显下降。表明这些区间能用于预测模型的构建,减少了数据采集时长,增加了临床适用性。

高斯混合模型(Gaussian mixture model, GMM)是一种概率模型,它假设数据样本来源于有限的高斯分布的混合,并根据样本属于单个高斯分量的概率将样本分类。Shahrdad [44]等人将此模型用于TPEHG数据库的数据,通过临床信息是否完整将样本分为两类,结果显示临床信息不完善的样本预测准确率为74.3%,信息完善的准确率为89%。在用此模型分析时纳入完善的临床信息可提高预测准确率。

上述多种预测模型均证实了EHG可以量化地预测早产,协助临床医生进行积极的干预。有学者通过比较先兆早产患者使用宫缩抑制剂前后EHG所测得宫缩频率、面积及时间的不同,发现其能有效预测48h内是否能分娩,为后续的糖皮质激素治疗或高危孕妇的转运提供了参考[45]。还有一项研究发现EHG能有效预测经阴道宫颈环扎术后早产的发生,为临床评估早产患者的妊娠结局提供了新的方法[46]。一项前瞻性研究[47]通过比较78名完全性前置胎盘患者,妊娠32~34周的子宫电活动,得出结论EHG能较好地完全性前置胎盘患者的临床管理,评估患者是否应提前终止妊娠,以避免因大量出血导致母体和胎儿死亡。

5.2. 其他方面的应用

有统计表明,我国的剖宫产率为36.7%,居于亚洲之首[48]。EHG为优化剖宫产的管理,预测分娩结

局提供了一种新的思路。一项研究采集了临产孕妇腹部的电信号, 分析了使用催产素药物引产当天孕妇的 EHG 信号探究不同分娩结局的信号特征参数差异。结果显示 EHG 相关信号参数在经阴道分娩组非常显著高于剖宫产组, 表明子宫肌电活动强度与是否能经阴道顺利分娩相关。此外, 研究还发现经阴道分娩组较剖宫产分娩组有较低的样本熵[49]。为理解分娩机制和预测临产孕妇的分娩结局提供了有价值的思路。Vasak [50]等人通过一项前瞻性多中心研究发现, 因第一产程停滞而接受剖宫产孕妇的平均宫率密度显著高于没有或有催产的经阴道分娩孕妇; 同时经阴道分娩过程中使用催产素, 最终仍剖宫产分娩者, 其功率密度峰值相比于最终经阴道分娩者明显增加。这项研究表明了 EHG 可以在监测子宫收缩同时预测催产素对于产程干预的影响和有效性。

产后出血目前仍是我国孕产妇死亡的首要原因。造成产后出血的四大高危因素为子宫收缩乏力、产道损伤、胎盘因素和凝血功能障碍。对于宫缩乏力而言, 传统的监测方式无法监测出分娩后子宫收缩的变化。EHG 的出现则提供了一种新的思路。Diaz Martinez [51]等人通过阴道分娩后以及剖宫产术后子宫电活动的监测发现, 经阴分娩的女性子宫肌电活动更为频繁和强烈, 子宫细胞的兴奋性更高, 所采集的 EHG 频率更快, 幅度更大。此外在非线性参数方面, 经阴道分娩的女性显示的各项比值均比剖宫产女性低。表明其 EHG 信号更具有规律性和可预测性。这些结果说明了产后 EHG 可能是产后早期发现子宫收缩乏力的有用工具, 有助于预测产后出血的风险。赵晨宇[52]发现产后出血组的平均子宫肌电幅度比非产后出血组的更低。此外, Paljk 等人比较了卡贝缩宫素与普通缩宫素在预防产后出血的疗效, 通过分析不同缩宫素给药前后 2 小时内的 EHG 参数, 结果显示 EHG 的功率密度谱和峰值频率在普通缩宫素组中要明显高于卡贝缩宫素, 这反映了两种药物的宫缩效果不同。因此 EHG 不仅可以客观地对产后出血的风险进行预测, 同时可以检测不同缩宫素的运用效果。

Sammali [53]等人提出了一种基于 EHG 和阴式 B 超联合预测胚胎植入成功率的模型, 该研究通过对患者卵泡刺激(FS)、胚胎移植前 1 小时(ET1)和胚胎移植后 5 至 7 天的子宫电活动进行监测, 用于了解子宫活动在影响子宫容受性中的作用, 特别是在 ET 期间, 子宫电活动一直缺乏相关的定量测量工具。这一模型提供了客观、无创测量和分类妊娠外子宫电活动的可能性, 为进一步改善胚胎植入和试管婴儿治疗提供了新的思路。Fanchin [54]等人的一项研究提出了子宫肌电活动可能对于胚胎着床有着一定的影响, 适度的子宫收缩有助于胚胎着床于宫腔中部, 这一研究同样为胚胎移植策略提供了一种新思路。

6. 子宫肌电监测的优势

EHG 的监测是无创的, 相比于子宫内压力检测(IUPC)侵入性检查, EHG 不会增加孕妇宫内感染及相关产科并发症的风险, 且患者的检查成本也会相对较低。EHG 相比于临床最常用的分娩压力计(TOCO), 具有更高的灵敏度和特异度, 尤其是在 BMI 较高的孕妇以及妊娠周数过小的孕妇中。EHG 可以客观地反应子宫肌层电活动的状态, 可以帮助我们更好的理解妊娠和分娩过程中的相关机制。同时, 随着将 EHG 与其他临床信息(如宫颈管长度、孕周、年龄、孕产次、妊娠相关并发症等)结合起来综合预测早产, 一定能提供更好的思路。

7. 子宫肌电监测的不足

EHG 信号易受运动、胎动、心脏电活动及呼吸运动等生理活动的干扰, 以及测量前需要进行皮肤处理降低电极间的阻抗, 排除其余设备的电磁干扰, 因此难以获得高质量的信号记录。同时, 尽管人工智能和机器学习技术在分析 EHG 信号中不断发展, 但医护人员在解析信号时仍有困难, 许多高性能模型, 缺乏可解释性, 这限制了临床医生对其结果的信任程度。同时目前的分析模型很少能融入产科的工作流程中, 也很少与现有的监测设施兼容, 仍有很大的发展空间。当前的子宫肌电信号研究主要集中在对分

娩过程的理解和监测上, 但对于早孕期及合并孕期并发症的监测仍研究不足, 早期孕期子宫信号的变化可能与孕妇的健康状况及分娩风险有关。因此, 今后应将子宫肌电的监测运用于孕期全程, 尤其是早孕期的患者, 形成一套完整的孕期管理方法。同时应统一电极片在体表采集的位置, 避免不同仪器因采集位置不同而造成的结果差异。随着生物医学工程技术的不断发展, 我们可以期待更精准、便捷的子宫肌电信号监测技术的出现, 这将为孕期监测和分娩管理带来革命性的变革。同时, 对于子宫肌电信号的深入研究将有助于我们更好地理解孕期生理过程, 提高早期诊断和干预的效果, 最终促进母婴健康。

基金项目

空军军医大学唐都医院重大临床技术创新项目(2024LCJS016)。

参考文献

- [1] Cohen, W.R. (2017) Clinical Assessment of Uterine Contractions. *International Journal of Gynecology & Obstetrics*, **139**, 137-142. <https://doi.org/10.1002/ijgo.12270>
- [2] Vlemminx, M.W.C., Thijssen, K.M.J., Bajlekov, G.I., Dieleman, J.P., Van Der Hout-Van Der Jagt, M.B. and Oei, S.G. (2017) Electrohysterography for Uterine Monitoring during Term Labour Compared to External Tocodynamometry and Intra-Uterine Pressure Catheter. *European Journal of Obstetrics & Gynecology and Reproductive Biology*, **215**, 197-205. <https://doi.org/10.1016/j.ejogrb.2017.05.027>
- [3] Alvarez, H. and Caldetro, R. (1950) Contractility of the Human Uterus Recorded by New Methods. *Surgery, Gynecology and Obstetrics*, **91**, 1-13.
- [4] Newman, R.B. (2005) Uterine Contraction Assessment. *Obstetrics and Gynecology Clinics of North America*, **32**, 341-367. <https://doi.org/10.1016/j.ogc.2005.04.005>
- [5] Reynolds, S.R.M., Harris, J.S., Kaiser, I.H. and Thomas, C.C. (1955) Clinical Measurement of Uterine Forces in Pregnancy and Labor. *Obstetrical & Gynecological Survey*, **10**, 224-227. <https://doi.org/10.1097/00006254-195504010-00007>
- [6] Moore, T.R., Iams, J.D., Creasy, R.K., Burau, K.D. and Davidson, A.L. (1994) Diurnal and Gestational Patterns of Uterine Activity in Normal Human Pregnancy. *Obstetrics & Gynecology*, **83**, 517-523. <https://doi.org/10.1097/00006250-199404000-00006>
- [7] Nageotte, M.P., Dorchester, W., Porto, M., Keegan, K.A. and Freeman, R.K. (1988) Quantitation of Uterine Activity Preceding Preterm, Term, and Postterm Labor. *American Journal of Obstetrics and Gynecology*, **158**, 1254-1259. [https://doi.org/10.1016/0002-9378\(88\)90353-5](https://doi.org/10.1016/0002-9378(88)90353-5)
- [8] Rabotti, C. and Mischi, M. (2015) Propagation of Electrical Activity in Uterine Muscle during Pregnancy: A Review. *Acta Physiologica*, **213**, 406-416. <https://doi.org/10.1111/apha.12424>
- [9] Ye, Y., Song, X., Liu, L., Shi, S., Garfield, R.E., Zhang, G., et al. (2015) Effects of Patient-Controlled Epidural Analgesia on Uterine Electromyography during Spontaneous Onset of Labor in Term Nulliparous Women. *Reproductive Sciences*, **22**, 1350-1357. <https://doi.org/10.1177/1933719115578926>
- [10] Wray, S. (1993) Uterine Contraction and Physiological Mechanisms of Modulation. *American Journal of Physiology-Cell Physiology*, **264**, C1-C18. <https://doi.org/10.1152/ajpcell.1993.264.1.c1>
- [11] Kuriyama, H. and Suzuki, H. (1976) Changes in Electrical Properties of Rat Myometrium during Gestation and Following Hormonal Treatments. *The Journal of Physiology*, **260**, 315-333. <https://doi.org/10.1113/jphysiol.1976.sp011517>
- [12] Ohya, Y. and Sperelakis, N. (1989) Fast Na⁺ and Slow Ca²⁺ Channels in Single Uterine Muscle Cells from Pregnant Rats. *American Journal of Physiology-Cell Physiology*, **257**, C408-C412. <https://doi.org/10.1152/ajpcell.1989.257.2.c408>
- [13] Sanborn, B.M. (2000) Relationship of Ion Channel Activity to Control of Myometrial Calcium. *Journal of the Society for Gynecologic Investigation*, **7**, 4-11. <https://doi.org/10.1177/107155760000700103>
- [14] Shmigol, A.V., Eisner, D.A. and Wray, S. (1999) The Role of the Sarcoplasmic Reticulum as a Ca²⁺ Sink in Rat Uterine Smooth Muscle Cells. *The Journal of Physiology*, **520**, 153-163. <https://doi.org/10.1111/j.1469-7793.1999.00153.x>
- [15] Maul, H., Maner, W.L., Saade, G.R. and Garfield, R.E. (2003) The Physiology of Uterine Contractions. *Clinics in Perinatology*, **30**, 665-676. [https://doi.org/10.1016/s0095-5108\(03\)00105-2](https://doi.org/10.1016/s0095-5108(03)00105-2)
- [16] Kao, C.Y. (1959) Long-Term Observations of Spontaneous Electrical Activity of the Uterine Smooth Muscle. *American Journal of Physiology-Legacy Content*, **196**, 343-350. <https://doi.org/10.1152/ajplegacy.1959.196.2.343>
- [17] Bode, O. (1931) Das Elektrohysterogramm. *Archiv für Gynäkologie*, **146**, 123-128. <https://doi.org/10.1007/bf01809524>

- [18] Steer, C.M. and Hertsch, G.J. (1950) Electrical Activity of the Human Uterus in Labor. The Electrohysterograph. *American Journal of Obstetrics and Gynecology*, **59**, 25-40. [https://doi.org/10.1016/0002-9378\(50\)90337-1](https://doi.org/10.1016/0002-9378(50)90337-1)
- [19] Devedeux, D., Marque, C., Mansour, S., Germain, G. and Duchêne, J. (1993) Uterine Electromyography: A Critical Review. *American Journal of Obstetrics and Gynecology*, **169**, 1636-1653. [https://doi.org/10.1016/0002-9378\(93\)90456-s](https://doi.org/10.1016/0002-9378(93)90456-s)
- [20] Marshall, J.M. (1962) Regulation of Activity in Uterine Smooth Muscle. *Physiological Reviews. Supplement*, **5**, 213-227.
- [21] Jezewski, J., Horoba, K., Matonia, A. and Wrobel, J. (2005) Quantitative Analysis of Contraction Patterns in Electrical Activity Signal of Pregnant Uterus as an Alternative to Mechanical Approach. *Physiological Measurement*, **26**, 753-767. <https://doi.org/10.1088/0967-3334/26/5/014>
- [22] Garfield, R.E., Taylor, C.S. and Bytautiene, E. (1998) Control and Assessment of the Uterus and Cervix during Pregnancy and Labour. *Human Reproduction Update*, **4**, 673-695. <https://doi.org/10.1093/humupd/4.5.673>
- [23] Leman, H., Marque, C. and Gondry, J. (1999) Use of the Electrohysterogram Signal for Characterization of Contractions during Pregnancy. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, **46**, 1222-1229. <https://doi.org/10.1109/10.790499>
- [24] Buhimschi, C., Boyle, M. and Garfield, R. (1997) Electrical Activity of the Human Uterus during Pregnancy as Recorded from the Abdominal Surface. *Obstetrics & Gynecology*, **90**, 102-111. [https://doi.org/10.1016/s0029-7844\(97\)83837-9](https://doi.org/10.1016/s0029-7844(97)83837-9)
- [25] Beck, S., Wojdyla, D., Say, L., Pilar Bertran, A., Meraldi, M., Harris Requejo, J., et al. (2010) The Worldwide Incidence of Preterm Birth: A Systematic Review of Maternal Mortality and Morbidity. *Bulletin of the World Health Organization*, **88**, 31-38. <https://doi.org/10.2471/blt.08.062554>
- [26] 吴沈冠, 邓艳军, 张焯菲, 等. 基于卷积神经网络的EHG胎儿早产识别算法[J]. 中国医疗器械杂志, 2022, 46(3): 242-247. <https://doi.org/10.3969/j.issn.1671-7104.2022.03.002>
- [27] Xu, J., Chen, Z., Lou, H., Shen, G. and Pumir, A. (2022) Review on EHG Signal Analysis and Its Application in Preterm Diagnosis. *Biomedical Signal Processing and Control*, **71**, Article ID: 103231. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2021.103231>
- [28] Lou, H., Liu, H., Chen, Z., Zhen, Z., Dong, B. and Xu, J. (2022) Bio-Process Inspired Characterization of Pregnancy Evolution Using Entropy and Its Application in Preterm Birth Detection. *Biomedical Signal Processing and Control*, **75**, Article ID: 103587. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2022.103587>
- [29] 杨雅琴, 李佳慧, 赵莉萍, 等. 自发性早产预测的研究进展[J]. 中国生育健康杂志, 2023, 34(5): 492-497.
- [30] Ertel, W. (2018) Introduction to Artificial Intelligence. Springer.
- [31] Diab, M.O., El-Merhie, A., El-Halabi, N. and Khoder, L. (2010) Classification of Uterine EMG Signals Using Supervised Classification Method. *Journal of Biomedical Science and Engineering*, **3**, 837-842. <https://doi.org/10.4236/jbise.2010.39113>
- [32] Naeem, S.M., Seddik, A.F. and Eldosoky, M.A. (2014) New Technique Based on Uterine Electromyography Nonlinearity for Preterm Delivery Detection. *Journal of Engineering and Technology Research*, **6**, 107-114.
- [33] Gerstner, W. and Kistler, W.M. (2002) Spiking Neuron Models: Single Neurons, Populations, Plasticity. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/cbo9780511815706>
- [34] Veena, A. and Gowrishankar, S. (2024) An Automated Pre-Term Prediction System Using EHG Signal with the Aid of Deep Learning Technique. *Multimedia Tools and Applications*, **83**, 4093-4113. <https://doi.org/10.1007/s11042-023-15665-7>
- [35] Deng, Y., Zhang, Y., Wu, S., Shao, L. and Zhang, X. (2021) EHG-Based Preterm Delivery Prediction Algorithm Driven by Transfer Learning. In: *Computer Methods in Medicine and Health Care*, IOS Press, 61-70. <https://doi.org/10.3233/atde210243>
- [36] Fischer, A.M., Rietveld, A.L., Teunissen, P.W., Bakker, P.C.A.M. and Hoogendoorn, M. (2023) End-to-End Learning with Interpretation on Electrohysterography Data to Predict Preterm Birth. *Computers in Biology and Medicine*, **158**, Article ID: 106846. <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2023.106846>
- [37] Fergus, P., Idowu, I., Hussain, A. and Dobbins, C. (2016) Advanced Artificial Neural Network Classification for Detecting Preterm Births Using EHG Records. *Neurocomputing*, **188**, 42-49. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2015.01.107>
- [38] Goldsztejn, U. and Nehorai, A. (2023) Predicting Preterm Births from Electrohysterogram Recordings via Deep Learning. *PLOS ONE*, **18**, e0285219. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0285219>
- [39] Mohammadi Far, S., Beiramvand, M., Shahbakhti, M. and Augustyniak, P. (2023) Prediction of Preterm Labor from the Electrohysterogram Signals Based on Different Gestational Weeks. *Sensors*, **23**, Article No. 5965. <https://doi.org/10.3390/s23135965>

- [40] Chowdhury, R.H., Hossain, Q.D. and Ahmad, M. (2024) Automated Method for Uterine Contraction Extraction and Classification of Term versus Pre-Term EHG Signals. *IEEE Access*, **12**, 49363-49375. <https://doi.org/10.1109/access.2024.3384258>
- [41] You, J., Kim, Y., Seok, W., Lee, S., Sim, D., Park, K.S., *et al.* (2019) Multivariate Time-Frequency Analysis of Electro-hysterogram for Classification of Term and Preterm Labor. *Journal of Electrical Engineering & Technology*, **14**, 897-916. <https://doi.org/10.1007/s42835-019-00118-9>
- [42] Saleem, S., Saeed, A., Usman, S., Ferzund, J., Arshad, J., Mirza, J., *et al.* (2020) Granger Causal Analysis of Electrohysterographic and Tocographic Recordings for Classification of Term vs. Preterm Births. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, **40**, 454-467. <https://doi.org/10.1016/j.bbe.2020.01.007>
- [43] Jager, F., Libenšek, S. and Geršak, K. (2018) Characterization and Automatic Classification of Preterm and Term Uterine Records. *PLOS ONE*, **13**, e0202125. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0202125>
- [44] Shahrdad, M. and Amirani, M.C. (2018) Detection of Preterm Labor by Partitioning and Clustering the EHG Signal. *Biomedical Signal Processing and Control*, **45**, 109-116. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2018.05.044>
- [45] 黄强, 姜飞洲, 侯文杰, 等. 子宫肌电图对先兆早产孕妇使用宫缩抑制剂后发生早产的预测[J]. 实用妇产科杂志, 2025, 41(4): 346-350.
- [46] Xie, H., Zhu, M., Deng, K., Yi, J., Zhu, L., Tan, J., *et al.* (2024) Use of Uterine Electromyography in the Prediction of Preterm Birth after Transvaginal Cervical Cerclage. *BMC Pregnancy and Childbirth*, **24**, Article No. 716. <https://doi.org/10.1186/s12884-024-06779-3>
- [47] Yang, J., Pan, X., Garfield, R.E. and Liu, H. (2021) Uterine Electromyography (EMG) Measurements to Predict Preterm Caesarean Section in Patients with Complete Placenta Previa. *Journal of Obstetrics and Gynaecology*, **41**, 532-535. <https://doi.org/10.1080/01443615.2020.1755620>
- [48] Qiao, J., Wang, Y., Li, X., Jiang, F., Zhang, Y., Ma, J., *et al.* (2021) A Lancet Commission on 70 Years of Women's Reproductive, Maternal, Newborn, Child, and Adolescent Health in China. *The Lancet*, **397**, 2497-2536. [https://doi.org/10.1016/s0140-6736\(20\)32708-2](https://doi.org/10.1016/s0140-6736(20)32708-2)
- [49] 李婉婷, 纪蔓, 李广飞. 基于 EHG 的复杂临床环境下的临产孕妇分娩结局分析[J]. 临床医学进展, 2024, 14(5): 493-502.
- [50] Vasak, B., Graatsma, E.M., Hekman-Drost, E., Eijkemans, M.J., Schagen van Leeuwen, J.H., Visser, G.H., *et al.* (2013) Uterine Electromyography for Identification of First-Stage Labor Arrest in Term Nulliparous Women with Spontaneous Onset of Labor. *American Journal of Obstetrics and Gynecology*, **209**, 232.e1-232.e8. <https://doi.org/10.1016/j.ajog.2013.05.056>
- [51] Diaz-Martinez, A., Mas-Cabo, J., Prats-Boluda, G., Garcia-Casado, J., Cardona-Urrego, K., Monfort-Ortiz, R., *et al.* (2020) A Comparative Study of Vaginal Labor and Caesarean Section Postpartum Uterine Myoelectrical Activity. *Sensors*, **20**, Article No. 3023. <https://doi.org/10.3390/s20113023>
- [52] 赵晨宇. 妊娠晚期子宫肌电特点及其与妊娠结局的关系[D]: [硕士学位论文]. 广州: 广州医科大学, 2024.
- [53] Sammali, F., Blank, C., Bakkes, T.G.H., Huang, Y., Rabotti, C., Schoot, B.C., *et al.* (2021) Multi-Modal Uterine-Activity Measurements for Prediction of Embryo Implantation by Machine Learning. *IEEE Access*, **9**, 47096-47111. <https://doi.org/10.1109/access.2021.3067716>
- [54] Fanchin, R. and Ayoubi, J.M. (2009) Uterine Dynamics: Impact on the Human Reproduction Process. *Reproductive BioMedicine Online*, **18**, S57-S62. [https://doi.org/10.1016/s1472-6483\(10\)60450-6](https://doi.org/10.1016/s1472-6483(10)60450-6)